

·人工智能在智能网联汽车中的应用技术专题·

基于端智能技术的智能网联汽车快捷建议功能框架设计与实现

王文彬 康子怡 李建辉 尹佳伟 何云廷

(中国第一汽车股份有限公司研发总院, 长春 130013)

【欢迎引用】王文彬, 康子怡, 李建辉, 等. 基于端智能技术的智能网联汽车快捷建议功能框架设计与实现[J]. 汽车文摘, 2025(6): 17-23.

【Cite this paper】WANG W B, KANG Z Y, LI J H, et al. Design and Implementation of a Quick Recommendation Function Framework for Intelligent Connected Vehicles Based on On-Device Intelligence Technology[J]. Automotive Digest (Chinese), 2025(6): 17-23.

【摘要】分布式计算的端智能技术以时效性和隐私性的优势在智能网联汽车中的应用潜力日益增大, 基于端智能技术提出的端云协同的智能网联汽车快捷建议功能框架, 提出一种智能网联端智能技术方案。设计了端侧模型的训练与推理, 在车端进行本地数据实时分析与决策, 为驾乘者提供定制化的快捷建议推荐。结果表明, 该方案能显著提升用户体验, 为端智能技术在智能网联汽车的实际应用提供新的思路。

关键词: 端智能技术; 智能网联汽车; 快捷建议; 端云协同; 端侧模型

中图分类号: U495 文献标志码: A DOI: 10.19822/j.cnki.1671-6329.20240248

Design and Implementation of a Quick Recommendation Function Framework for Intelligent Connected Vehicles Based on On-Device Intelligence Technology

Wang Wenbin, Kang Ziyi, Li Jianhui, Yin Jiawei, He Yunting

(Global R&D Center, China FAW Corporation Limited, Changchun 130013)

【Abstract】The application potential of on-device intelligent technology in distributed computing, with its inherent advantages in timeliness and privacy preservation, is progressively expanding within intelligent connected vehicles. Based on on-device intelligent principles, this paper proposes a device-cloud collaborative framework for expedited recommendation functionalities in intelligent connected vehicles, thereby establishing a novel technical solution for intelligent networking through on-device computing. The architecture incorporates the design of on-device model training and inference mechanisms that enable real-time local data analysis and decision-making at vehicular terminals. This implementation facilitates personalized shortcut recommendations tailored to occupants' preferences. Experimental results demonstrate that the proposed scheme significantly enhances users' experience while providing innovative insights into practical implementations of on-device intelligent technology for intelligent connected vehicles. This research contributes new perspectives for Intelligent connected vehicles applications through on-device.

Key words: On-device intelligent technology, Intelligent connected vehicles, Quick recommendations, Device-cloud collaboration, On-device models

0 引言

在数字化时代, 智能网联汽车技术已成为汽车产业革新的关键驱动力, 正迅速融入智能交通和智慧城市的建设之中。随着车载传感器技术、移动通信技术以及云计算技术的不断进步, 智能互联在汽车领域的

应用日益广泛, 全面提高驾驶安全、驾乘体验和交通效率^[1]。然而, 传统的智能网联汽车服务以中心化计算为主, 在数据处理实时性^[2]和用户隐私保护方面存在不足^[3-4], 严重制约了智能网联汽车技术的进一步发展和应用。端智能技术以其在边缘计算、数据隐私保护等方面的优势, 可以有效应对上述挑战。目前,

已有文献分析端智能的技术进展和应用价值^[5-8],但对端智能与汽车结合的技术研究相对较少。因此,探索端智能技术在智能网联汽车领域的应用,对智能网联汽车的发展具有重要意义。本文系统介绍端智能技术,提出一种智能网联汽车端智能技术方案,并设计端云协同的快捷建议功能框架,通过试验证明该技术的即时分析和智能决策能力。快捷建议功能框架的设计和实现显著提升用户体验的同时,也为端智能在智能网联汽车的实际应用提供新的思路和技术参考。

1 端智能技术概述

1.1 端智能技术定义

端智能技术是在终端设备上直接进行信息处理、分析和决策的技术,核心在于将智能算法和模型部署在终端设备上,进行边缘计算,并在终端实现模型训练和模型推理,即时分析和处理数据。与传统的中心化云计算相比,端智能技术将推理计算过程从云端迁移至终端,实现数据的本地化处理,减少对云端资源的依赖,提高系统的响应速度,增强数据安全性与隐私保护,从而为用户提供更加快速和个性化的服务体验。

1.2 端智能技术发展现状

在物联网、人工智能和5G通信技术的驱动下,边缘计算市场规模正处于高速增长状态,硬件技术快速进步,如高性能处理器、AI芯片,使得复杂的AI模型能够在终端设备上高效运行,端智能技术得到快速发展。

随着行业规范和标准不断完善,端智能技术在智能手机、智能家居、工业物联网、智慧农业等多个领域已有广泛应用。在移动终端设备中,端智能技术用于语音识别^[9-10]、图像处理^[11]、视频分析^[12]等功能。在工业自动化领域,用于实现设备的实时监控和故障预测等^[13-14]。智能网联汽车智能化需求越来越高,端智能技术也逐渐运用于智能网联汽车中。

1.3 端智能技术在智能网联汽车中的应用

智能网联汽车高度集成了传感器、通信和计算能力,是端智能技术应用的理想平台。在车辆端侧应用端智能技术,有望实时监测和分析车辆状态、行驶环境和用户行为,为驾乘人员提供及时的驾驶建议和决策支持。例如,基于传感器监测的车内温度,为用户推荐空调温度、风量设置。另外,端侧可以结合用户的驾驶习惯和偏好,提供个性化的行驶路线规划和服

务优化建议,提升用户满意度。

端智能技术提高驾乘舒适性的同时,在保护用户隐私方面发挥着不可替代的作用。车辆产生的敏感数据,如电话记录、位置信息、行驶轨迹等,数据在端侧处理,不用上传至云端,有效降低了数据泄露风险,增强了用户对智能网联汽车的信任感。端侧丰富且完整的用户数据进一步为极致个性化创造了条件。

在理论上,端智能技术在智能网联汽车的应用范围和前景广阔,但具体实施面临着技术、标准、安全等多方面的挑战。快捷建议功能基于端智能技术来设计,该功能框架展示了端云协同的系统架构和实现功能的技术条件,可以拓展到更多的创新功能中。

2 智能网联汽车端智能技术方案

2.1 整体方案

为了实现数据的去中心化训练,谷歌科学家McMahan等提出联邦学习框架^[15]。联邦学习是分布式机器学习技术,挑选部分终端设备下载云端中心服务器的全局模型,根据本地数据进行本地训练,训练完成后将更新的模型上传至中心服务器,本地数据无需上传,中心服务器聚合参与训练的终端模型更新,生成一个新的全局模型开始新一轮训练。联邦学习通过循环迭代不断提升全局模型性能,也保证了数据的分散性和隐私性,由于只有部分终端参与全局模型训练,并不是在终端部署本地模型,因此终端不具备推理能力,需请求中心服务器进行推理后获取推理结果。虽然联邦学习有很大的应用潜力,但也存在异质性、攻击风险和个性化等方面的问题。

本文提出的智能网联汽车端智能方案能在一定程度上解决这些问题。如图1所示,整体方案分为云端和车端两部分,车端的埋点数据上报到云端,提取生成样本特征,训练出云端通用模型,将云端模型根据用户资源映射关系裁剪配置为能部署在车端的小模型,即公共模型,下发至车端,结合本地用户数据训练个性化端侧模型,进而实现端侧推理。云端模型由全部用户埋点数据定期训练更新,覆盖了全部用户特征,具有较强的泛化能力,能有效解决异质性问题;用户的敏感数据储存在端侧,无需上传至云端,其他数据会进行加密处理后脱敏上传,规避了潜在的隐私攻击风险;端侧模型是部署在车端的本地模型,由本地储存的单个用户全量数据训练,可以有效区分用户的个体差异,这使得极致个性化成为可能。

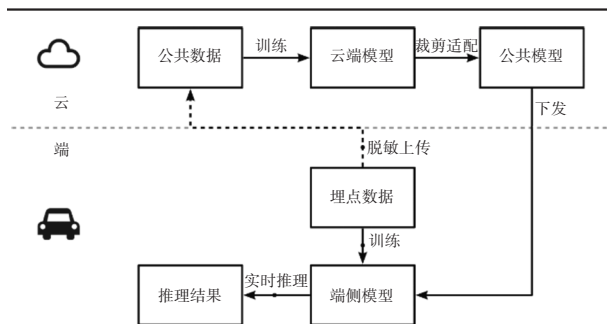


图1 智能网联汽车端智能技术整体方案

2.2 端侧模型训练和推理

在上述端智能技术方案中,端侧模型的训练与推理是提升用户体验和保证数据安全的核心环节,具体流程见图2。

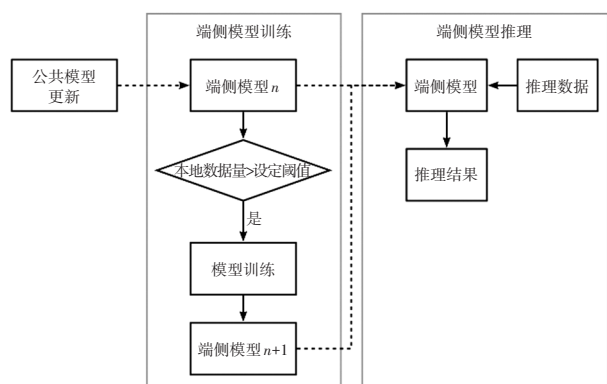


图2 端侧模型训练和推理流程

2.2.1 端侧模型训练

端侧初始模型云端下发的公共模型,云端模型以3个月为周期训练一次,公共模型同步更新替换端侧训练模型。

端侧模型的训练是基于用户的本地数据,数据来源于车载传感器和用户交互记录,包括用户信息、车辆设置和控制、速度、天气等。模型计算分析本地数据,提取数据特征,可以捕捉到用户的个性化需求和驾驶习惯,从而进行有针对性的优化。为了保证模型的准确性和实用性,端侧模型的训练需要达到一定的样本量(如图2所示,若本地数据量超过设定阈值,则进行模型训练;若没达到阈值,则不会启动训练流程,继续收集更多数据),在车辆关机后触发。训练过程充分利用了车辆在不同环境、不同时间段的运行数据,确保模型对用户行为的全面理解,以便更好地适应特定场景下的任务需求。

2.2.2 端侧模型推理

端侧模型训练和模型推理使用的模型分别存放在不同的路径下,端侧模型训练更新后,替换模型推理中的模型。在车辆行驶过程中,实时收集车辆状态和环境数据,作为模型推理的输入,快速调用端侧模

型得到推理结果,推理结果将作为输出返回给车端应用程序或其他服务组件。模型推理的触发可以根据固定时长间隔(如10 min触发一次)或固定信号识别(如开机信号,一个行程触发一次)。

端侧推理具有实时性高、延迟低的特点,能够迅速响应用户请求。推理过程并不需要将数据上传至云端,这样有效降低了数据泄露的风险,端侧对用户的敏感数据进行本地处理,确保用户的隐私安全。非敏感的统计数据加密后上传,以供云端进一步分析和模型优化,形成端云协同的闭环。

端侧训练和推理的有效结合是实现智能网联汽车端智能技术的关键,构建的端侧模型在保证数据安全的基础上,能充分挖掘用户的需求,提供更加精准和个性化的服务,提升用户的驾驶体验,也是端智能创新功能设计的重要条件。

3 基于端智能的快捷建议功能框架

快捷建议在座舱中以中控显示屏常驻卡片的形式呈现,基于用户操作和使用习惯,结合算法挖掘的场景特征,给用户推送当下场景将会操作的应用或功能建议,旨在建立一个方便用户找到常用应用和功能的习惯入口,也增加用户对人工智能推荐的信任度。

3.1 系统架构设计

快捷建议功能框架主要由云端和车端两部分构成,如图3所示。云端负责大数据的汇聚与分析,提供云端全局模型的训练更新、裁剪适配,并将公共资源下发到端侧,云端的运作已在2.1小节整体方案中说明,本节不做赘述。车端负责实时数据的采集、处理及智能推理,在常驻卡片展示推理结果,端侧模型的训练在2.2小节端侧模型训练和推理中说明。这两部分按照高效的通信机制协同工作,实现快捷建议功能。

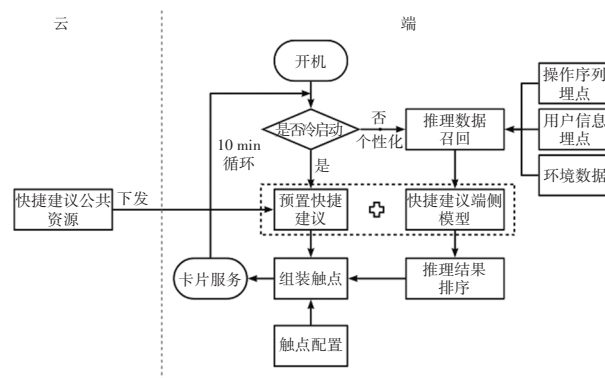


图3 基于端智能的快捷建议功能框架

3.2 快捷建议推荐策略

快捷建议功能随车辆开机启动,分为冷启动和个

个性化两个阶段,推荐过程每 10 min 执行一次。

3.2.1 冷启动

快捷建议功能上线后,车端首次获取云端的快捷建议公共资源,车端没有足够的本地数据训练端侧模型来进行个性化推荐,此时为冷启动阶段。冷启动期为 2 个月,在这期间,基于云端下发的预置快捷建议进行推荐。预置快捷建议是基于驾驶经验和数据分析定义的规则场景,在云端设置和更新,可根据车辆的实际情况做调整,表 1 展示了部分预置快捷建议推荐集。当车辆满足以下场景条件,卡片内容实时更新为该快捷建议推荐内容,如监测到车内温度>35℃,快捷建议卡片将推送炎热天气清凉服务,推荐用户打开空调(温度设置最低、风量设置最大)和打开座椅通风。

表 1 快捷建议功能冷启动预置推荐集

序号	场景判断逻辑	推荐动作	推荐理由	优先级
1	车内温度 >35℃	1. 打开空调(温度设置最低、风量设置最大) 2. 打开座椅通风	炎热天气清凉服务	轮播
2	车内温度 <0℃	1. 打开空调(温度设置最高、风量设置最大) 2. 打开座椅加热 3. 打开转向盘加热	寒冷天气温暖服务	轮播
3	1. 环境信号:空气质量指数(AQI)级别≥3 2. 空调非内循环 3. 车窗为打开状态	1. 打开空气净化器 2. 打开空调内循环 3. 关闭车窗	空气质量守护	轮播
4	1. 存在蓝牙链接设备 2. 播放器未播放	链接蓝牙音乐	播放蓝牙音乐	轮播
5	1. 车辆进入高速、高架路段 2. 车窗为打开状态	关闭车窗	行车安全提醒	轮播

3.2.2 个性化

快捷建议冷启动期结束后,端侧模型基于冷启动期两个月的用户使用数据完成个性化训练,进入个性化推荐阶段。快捷建议端侧模型主要从 4 个维度挖掘用户操作习惯,分别是时间、地点、环境、操作序列,统计处理用户的历史操作数据,挖掘出用户在特定时间、地点和环境的操作习惯以及特定关联操作行为。如表 2 所示,基于不用维度,可以挖掘各个用户的不同使用习惯,在同一个时间特征下(工作日晚高峰),用户 A 习惯使用音乐电台,用户 B 习惯播放每日推荐音

乐。个性化推荐触发时,车端召回收集的实时场景信息与用户点击序列信息,输入到端侧模型,当模型判断当前日期为工作日,且时间段为晚高峰,用户 A 的推荐动作为打开音乐电台,用户 B 的推荐动作为播放音乐-每日推荐。

表 2 快捷建议个性化推荐

维度	用户	挖掘操作习惯	场景判断逻辑	推荐动作
时间	A	工作日晚高峰(17:00~20:00)使用音乐电台	1. 日期为工作日 2. 时间段为晚高峰(17:00~20:00)	打开音乐电台
	B	工作日晚高峰(17:00~20:00)播放每日推荐音乐	1. 日期为工作日 2. 时间段为晚高峰(17:00~20:00)	播放音乐-每日推荐
地点	A	在公司地址车辆开机后导航到家	1. 定位在公司 2. 开机 5 min 内	设置导航目的地为家
	B	在高速服务区使用座椅按摩	定位在高速服务区	打开座椅按摩
环境	A	车内温度超过 35℃时设置空调温度为 20℃、风量为中等	车内温度>35℃	打开空调(温度设置 20℃、风量设置中等)
操作序列	A	上高速前连接蓝牙,播放蓝牙音乐,设置超速提醒为打开	导航显示距离高速入口 10 min	1. 连接蓝牙 2. 播放蓝牙音乐 3. 打开超速提醒

由于模型会从不同维度来推理,同一时间可能输出多个结果,如工作日晚高峰、定位在公司、开机 5 min 内同时输入模型,用户 A 模型输出两个推荐动作,打开音乐电台和设置导航目的地为家。模型会将推理结果排序得到候选推荐项排序表,这些推荐在卡片上可以轮播显示或支持用户滑动查看。个性化推荐阶段同时推荐预置快捷建议和个性化快捷建议,如果两类建议发生冲突,优先推荐个性化快捷建议,如车内温度>35℃时,用户 A 的快捷建议推荐为打开空调(温度设置 20℃、风量设置中等),而不是预置推荐打开空调(温度设置最低、风量设置最大)和打开座椅通风。

3.3 功能实现

快捷建议功能的实现依赖于端侧高效运作的算法,整个算法流程包括 4 个模块(见图 4)。

3.3.1 信号源收集及预处理

收集车端本地数据,包括用户座舱行为信息(如车控、设置),场景特征信息(如天气、时间),用户个人信息(如用户 ID、家庭地址)等。原始数据需进行预处理,通过数据清洗去除噪声和无效信息。

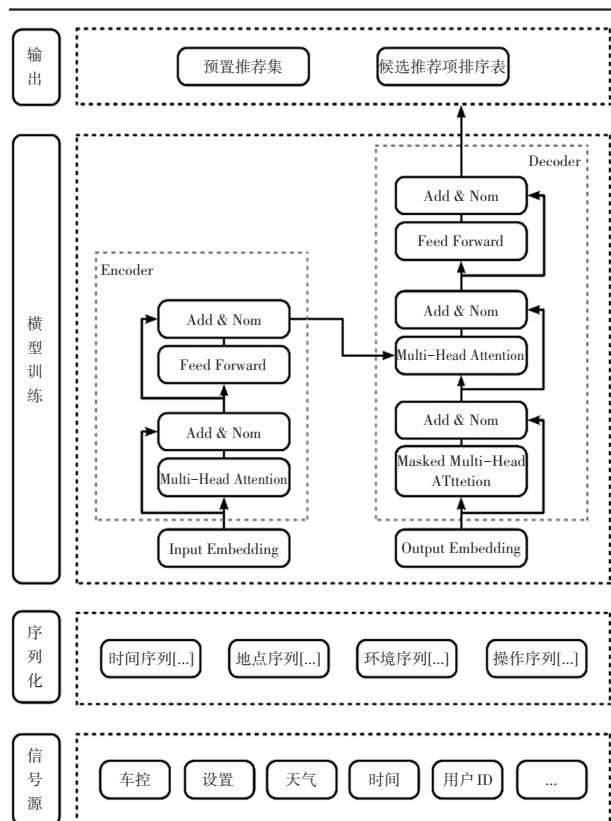


图4 快捷建议端侧算法流程

3.3.2 序列化

预处理后的数据按照时间先后顺序生成一个序列,离散型数据需要向量化处理,数值型数据无需向量化。一个行程为一个序列,并筛除过短的序列。

3.3.3 模型训练

快捷建议模型训练采用Transformer深度学习模型架构,其中的自注意力机制使模型能够同时考虑输入序列中的所有位置,可以有效捕捉用户行为序列中的长期依赖关系,有助于分辨用户在不同场景下的行为模式,为理解复杂的时序动态提供了可能。

Transformer采用编码器(Encoder)-解码器(Decoder)结构,编码器用于处理输入序列,解码器用于生成输出序列。编码器包括多头注意力机制(Multi-Head Attention)和前馈神经网络(Feed-Forward),多头注意力机制通过并行计算多个自注意力,处理不同的信息子空间,让学习更加丰富和全面;前馈神经网络由两个线性变换和一个非线性变换结合而成,维度的变化使模型具备更强的表达能力。Add & Norm是残差连接和归一化,目的是避免训练发生退化,加快训练速度,提高稳定性。解码器结构与编码器类似,增加了对之前生成的输出序列的训练,掩码多头注意力机制(Masked Multi-Head Attention)是为了确保模型训练是自回归的,模型生成过程独立

且合理。

一般的Transformer标准模型由6个相同的编码器和解码器堆叠而成,考虑到车端计算和储存能力,本研究对模型进行参数缩减,保留一层编码器和解码器。模型经过训练后用于输出推理结果。

3.3.4 输出

快捷建议每10 min执行一次,获取实时数据输入模型,在冷启动阶段,输出结果为预置推荐集;在个性化阶段,输出结果为候选推荐功能项的排序表。根据车端的触点配置展示在卡片上供用户点击使用。

4 试验与结果分析

本章将在试验数据集上展示快捷建议云端模型、公共模型、端侧个性化模型在不同评价指标上的表现,评估3个模型的性能。

4.1 数据集

试验原始数据来自某项目某车型的真实智能网联汽车数据,包含1 000辆活跃车辆从2024年5月1日至2024年7月31日共3个月的行程记录,将数据进行预处理和序列化,得到以行程为单位的统一格式数据集,共185 270条,其中148 216条作为训练集用于模型训练,37 054条作为测试集用于评估模型性能,数据集示例见表3。

表3 试验数据集示例

用户ID (车辆VIN号)	XXXX#
用户家地址* (经度,纬度)	XXXX,XXXX#
用户公司地址* (经度,纬度)	XXXX,XXXX#
省*	山东省
市*	菏泽市
区*	牡丹区
行程开始时间	2024-07-27 11:33:00
操作序列	启动车机;打开车窗;播放本地音乐;关闭车窗
时间序列(时)	11;11;11;12
天气序列	阴;阴;阴;雷阵雨
温度序列	29;29;28;27
AQI级别序列	2;2;2;2
地点序列* (经度,纬度)	XXXX,XXXX#;XXXX,XXXX#;XXXX,XXXX#;XXXX,XXXX#

注:“*”代表该项数据为敏感数据;“#”代表由于涉及用户隐私,在本文中做了匿名化处理。

4.2 模型训练

快捷建议云端模型、公共模型、端侧个性化模型

的训练说明如下。

(1)云端模型。云端模型使用全部训练集进行训练,通过大规模数据训练进行全局宏观特征的提取,确保模型在较大的数据范围内学习到普遍性的驾驶行为模式。由于用户敏感数据不会上传到云端,云端模型训练时需剔除训练集中的敏感数据。

(2)公共模型。公共模型也是端侧初始模型,由训练好的云端模型根据用户资源映射关系裁剪配置得来。为适应端侧计算资源有限的实际情况,云端模型经过参数量和计算量的优化裁剪,成为端侧部署的小模型。裁剪后的模型直接下发到车端,未经过个性化调整。

(3)端侧个性化模型。端侧个性化模型是基于公共模型和1 000个用户的训练集进一步训练而成,无需剔除敏感数据。可以充分利用单个用户全量数据,捕捉用户独特的驾驶习惯和偏好。

4.3 模型对比分析

在测试集上对3个模型进行评估,评价指标包括精确率、召回率、系统响应时间。精确率表示推荐项中有多大比例是用户实际会点击的,衡量推荐结果的相关性;召回率表示用户全部点击的项目中有多大比例是出现在推荐项的,衡量推荐结果的覆盖性;系统响应时间为触发快捷建议功能到推荐结果展示在卡片上的时间间隔。表4展示了3种模型在评价指标上的表现。

表4 评价指标对比

模型	精确率/%	召回率/%	系统响应时间/ms
云端模型	72.4	70.3	550
公共模型	67.2	65.8	450
端侧个性化模型	75.7	73.0	450

如表4所示,端侧个性化模型在3个评价指标上均取得最佳结果。精确率和召回率显著高于云端模型和公共模型,这表明充分利用了用户本地数据的端侧个性化模型的推荐内容相关性更高,能够更准确地匹配用户的需求;端侧个性化模型系统响应时间与公共模型保持一致,为450 ms,远优于云端模型的550 ms,说明车端进行推理大大减少了数据传输和处理的时间,使得模型能够更快速地返回推荐结果。

端侧个性化模型在快捷建议功能设计中展示了显著的优势,其在推荐准确性、全面性和实时性方面的优越表现,证明了端智能技术在现代智能网联汽车应用中的巨大潜力和实际应用价值。

5 结束语

本文探讨端智能技术在决策实时性和数据隐私性的优势,设计智能网联汽车端智能技术应用方案,提出端云协同的快捷建议功能框架。该框架在车端部署轻量化的智能模型,在本地进行模型训练和推理,这样合理分配云端与车端的计算任务,能实现车端本地数据的即时处理分析。将快捷建议推荐功能划分为冷启动和个性化两个阶段,把用户初期的数据积累与个性化需求有机结合,进而根据用户操作习惯提供实时、精准和个性化的驾驶建议。

本文为基于端智能的快捷建议功能的实际应用奠定理论基础,由于端智能技术的实施受到硬件成本、算力限制及模型复杂度的约束,如何在有限资源下实现高效且精确的模型推理是一个持续的挑战,后续的研究工作将聚焦于改进端智能模型和算法,结合不同类型车辆和多样化用户群体的实际需求,在更广泛的实际应用场景中验证和优化快捷建议功能框架,提高其通用性和实用性,探索端智能技术在智能网联汽车中的更多创新应用。

参考文献

- [1] 丁飞, 张楠, 李升波, 等. 智能智能网联汽车路云协同系统架构与关键技术研究综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(12): 2863-2885.
- [2] 郑红丽, 刘朝阳, 吴明哲, 等. 端云结合多模态融合人机交互在汽车上的应用研究[J]. 汽车文摘, 2023(6): 24-31.
- [3] 李瑞琴, 胡晓雅, 张倨源, 等. 车联网隐私保护技术研究[J]. 信息安全学报, 2024, 9(2): 1-18.
- [4] 《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究综述·2023[J]. 中国公路学报, 2023, 36(11): 1-192.
- [5] 张圣宇, 况琨, 吕承飞, 等. 端云协同智能计算的关键问题、方法和应用[J]. 中国工程科学, 2024, 26(1): 127-138.
- [6] 高祥云, 孟丹, 罗明凯, 等. 支持隐私保护的端云协同训练[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2023(5): 77-89.
- [7] LABIED M, BELANGOUR A, BANANE M. Delve Deep into End-To-End Automatic Speech Recognition Models[C]// 2023 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic). Semarang, Indonesia: IEEE, 2023.
- [8] YAO J, WANG F, JIA K, et al. Device-Cloud Collaborative Learning for Recommendation[C]// 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD'21). Singapore: IEEE, 2021.
- [9] CHENG S, XU Z, LI X, et al. Task Offloading for Automatic

- Speech Recognition in Edge-Cloud Computing Based Mobile Networks[C]// 2020 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC). Rennes, France: IEEE, 2020.
- [10] XU Y. Research on Business English Translation Architecture Based on Artificial Intelligence Speech Recognition and Edge Computing[J/OL]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021[2025-05-10]. <https://doi.org/10.1155/2021/5518868>.
- [11] SHEN T, GAO C, XU D. The Analysis of Intelligent Real-Time Image Recognition Technology Based on Mobile Edge Computing and Deep Learning[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2021, 18(4): 1157-1166.
- [12] 杨莉斌, 詹成, 李婷婷, 等. 多天线无人机视频通信系统中计算资源高效分配的能耗最小化策略[J/OL]. 计算机工程, (2024-06-25)[2024-08-12]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.00EC0069356>.
- [13] 唐伟, 张华锋, 钱文韬. 基于边缘计算的实时线损监控系统研究[J]. 自动化仪表, 2024, 45(6): 48-51.
- [14] 张明泽, 栾文鹏, 艾欣, 等. 基于边缘计算的低压配电网健康状态评价方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(5): 91-97.
- [15] MCMAHAN H B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data[EB/OL]. (2016-02-17)[2024-08-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.05629>.

(责任编辑 明慧)

2025年《汽车技术》专项征稿启事

尊敬的汽车及相关技术领域专家学者、研发工程师、高校师生：

随着汽车技术的飞速发展,2025年将见证多项关键技术的突破与应用。《汽车技术》杂志作为中国汽车行业的核心学术期刊,特此发布2025年专项征稿启事,聚焦以下十大技术征稿方向,以期推动汽车技术的创新与进步。

- 多模态大模型在自动驾驶感知决策中的应用:**研究多模态大模型技术推动自动驾驶感知决策能力的创新突破。
- 跨域融合智能芯片技术:**研究跨域融合智能芯片在汽车智能化控制系统中的应用,以及其对性能协同的影响。
- AI赋能的合成数据在自动驾驶研发中的应用:**研究利用AI技术生成合成数据,解决自动驾驶数据短缺问题。
- AI大模型在智能座舱中的多模态交互技术:**研究AI大模型如何整合视觉、听觉、触觉等多种感官信息,实现更加自然和直观的人机交互体验。
- C-V2X技术在车路云一体化中的应用:**研究C-V2X技术如何支持车路云一体化,包括车车通信(V2V)、车路通信(V2I)、车云通信(V2N)等关键技术的发展和應用。
- 智能底盘新构型及集成控制技术:**研究智能底盘线控化、分布式驱动、动底盘融合控制、智能底盘与自动驾驶融合控制等关键技术。
- 新能源乘用车百公里行驶电耗降低技术:**研究如何通过硬件创新和软件优化降低电耗,提升整车续航里程。
- 固态电池电解质材料创新与界面工程优化:**研究氧化物、硫化物、聚合物等固态电解质材料的最新研究进展,以及固态电池中电极与电解质之间的界面问题,提高电池的充放电效率和循环稳定性。
- 电池系统安全技术:**研究主被动一体化的热安全防护、热失控早期火灾探测预警、灭火装置等。
- 高效高密度电驱动总成技术:**研究具有更高转速、更高效率和更小型化的电驱动系统技术。

征稿要求:

- 投稿请注明“*****”技术方向专项征稿字样,本刊对符合征稿方向的稿件将优先审核,一经录用优先发表;
- 文章字数控制在6 000-8 000字范围之内;
- 请按科技论文要求撰写文章摘要,摘要中文字数控制在180字左右;
- 文章必须附有公开发表的、体现本领域最新研究成果的参考文献,并在文中标注文献引用处;
- 文章主要作者应提供其简介,包括出生年、性别、职称、学历、研究方向及技术成果等;
- 来稿的保密审查工作由作者单位负责,确保署名无争议,文责自负;
- 请勿一稿多投;
- 本刊使用网站投稿,详细投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏的“作者指南”,网址:<http://qej.s.cbpt.cnki.net>。

这些技术方向反映了汽车技术领域的最新研究热点,《汽车技术》杂志诚邀广大科研人员围绕这些方向投稿,我们期待您的佳作,共同推动汽车技术的发展与创新。感谢您对《汽车技术》杂志的支持与贡献!

《汽车技术》杂志是中国第一汽车集团有限公司主办的国内外公开发行的汽车前瞻与应用技术类月刊,为我国高质量科技期刊分级目录入选期刊、中国科学引文数据库(CSCD)来源期刊、中文核心期刊、中国科技核心期刊、RCCSE中国核心学术期刊(A)、Scopus数据库收录期刊、俄罗斯《文摘杂志》(AJ)收录期刊、日本科学技术振兴机构数据库入选期刊、EBSCO学术数据库收录期刊、欧洲学术出版中心(EuroPub)数据库收录期刊。

《汽车技术》编辑部